

ANALISIS SENTIMEN PADA DATA ULASAN PRODUK TOKO ONLINE DENGAN METODE MAXIMUM ENTROPY

SENTIMENT ANALYSIS ON ONLINE STORE PRODUCT REVIEWS WITH MAXIMUM ENTROPY METHOD

Alvi Pranandha Syah¹, Adiwijaya², Said Al Faraby³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Informatika, Fakultas Informatika, Universitas Telkom

¹alvipranandha@gmail.com, ²kang.adiwijaya@gmail.com, ³said.al.faraby@gmail.com

Abstrak

Seiring dengan perkembangan dunia internet berpengaruh terhadap proses transaksi jual dan beli yang dimana proses sebelumnya bersifat konvensional berubah ke tingkat modern dengan adanya internet atau bisa disebut dengan *e-commerce*. Perkembangan *e-commerce* yang sangat cepat merupakan peluang besar bagi produsen untuk memasarkan produknya dan mempromosikannya kepada konsumen. Salah satu hal yang menjadi perhatian konsumen ketika membeli produk adalah *review*. Konsumen yang ingin membeli suatu produk tentunya akan melihat dari *review* tersebut apakah baik atau buruk. Dengan banyaknya *review* akan menyulitkan konsumen apakah produk tersebut layak untuk dibeli atau tidak. Oleh karena itu, pada penelitian tugas akhir ini akan membuat suatu sistem yang mampu melakukan klasifikasi *review* tersebut yang bersifat *review* positif atau *review* negatif. Data yang digunakan pada penelitian ini yaitu *review* produk Amazon yang fokus pada kategori *cell phones & accessories*. Klasifikasi pada penelitian tugas akhir ini yaitu menggunakan metode *maximum entropy* dan juga menggunakan metode TF-IDF untuk mendapatkan fitur pada produk di dalam *review* tersebut. Untuk evaluasi menggunakan nilai presisi, *recall* dan juga *f-1 measure*. Hasil percobaan terbaik yaitu akurasi 83% dan *f-1 measure* 90.074% pada iterasi ke 1000.

Kata kunci: amazon, review, tf-idf, maximum entropy, cell phones & accessories.

Abstract

Along with the development affects the process of buying and selling transactions which where the previous conventional process changed to modern level with the internet or we can call it with *e-commerce*. The rapid development of *e-commerce* is a great opportunity for manufacturers to market their product and promote them to consumers. One of the things consumers concern when buying a product is a review. Consumers who want to buy a product will certainly see from the review whether good or bad. With the many reviewers will make it difficult for consumers wheter the product is worth buying or not. Therefore, in this final project will create a system that capable of classifying the review is a positive review or a negative review. The data used in this research is an Amazon product review focusing on the cell phones & accessories category. The classification of this final research is using maximum entropy method and also using TF-IDF method to get feature on the product in the review. For evaluation use precision, recall and F-1 Measure. The best result is 83% in accuracy and 90.074% f1-score on the 1000th iteration.

Keywords: amazon, review, tf-idf, maximum entropy, cell phones & accessories.

1 Pendahuluan

Seiring dengan perkembangan dunia internet berpengaruh terhadap proses transaksi jual dan beli yang dimana proses sebelumnya bersifat konvensional berubah ke tingkat modern dengan adanya internet atau bisa disebut dengan *e-commerce*. Perkembangan *e-commerce* yang sangat cepat merupakan peluang besar bagi produsen untuk memasarkan produknya dan mempromosikannya kepada konsumen. Di dunia ini banyak sekali *e-commerce* salah satunya yang terkenal adalah Amazon. Pada website Amazon banyak sekali produk-produk yang

dijual mulai dari barang-barang elektronik, produk kesehatan dan kecantikan, produk bayi, dan sebagainya. Pada website Amazon sendiri terdapat *review* dari para pengguna yang sudah membeli suatu produk untuk memberikan komentarnya terhadap produk tersebut. Dengan adanya kolom *review* akan menjadi masukan terhadap pihak Amazon serta para pembeli yang ingin membeli produk tersebut jadi lebih mengetahui sebelumnya berdasarkan *review* para pengguna. Akan tetapi dengan banyaknya *review* yang ada terkadang pembeli malas membaca satu per satu kolom ulasan tersebut dan hanya melihat komen-komen teratas dengan berbagai *rating* yang tinggi. Pada *review* juga terdapat banyak kata-kata yang menjadi masukan untuk pihak Amazon atau pihak yang memproduksi barang agar barangnya dapat ditingkatkan lagi kualitasnya.

Referensi dari Chris Nicolls dan Fei Song diterbitkan pada tahun 2009, dalam penelitiannya mengenai pemilihan *feature set* untuk meningkatkan performa dari *text classification*. Mereka menyubutkan bahwa pemilihan *feature set* pada *sentiment analysis* cukup berpengaruh terhadap performa serta menggunakan metode *maximum entropy* untuk metode pengklasifikasiannya. Hal ini dibuktikan dari penelitian mereka dengan menggunakan metode POS *Weighting* dengan kombinasi 1, 2, 3, 4, dan 5 untuk kategori *noun*, *verb*, *adv.*, dan *adj* menunjukkan akurasi sebesar 79.41%. Adapun *dataset* yang digunakan sebanyak 574 *reviews* untuk 13 produk yang berbeda dengan perbandingan *review* positif dan negatif 69.5% : 30.5% [1]. Kemudian Referensi dari Amit Gupte, Sourabh Joshi, Praktik Gadhul dan Akhay Kadam yang diterbitkan pada tahun 2014, pada penelitiannya membahas tentang perbandingan pada algoritma klasifikasi yang digunakan pada analisis sentimen. Adapun algoritma yang diuji yaitu *naïve bayes*, *max entropy*, *boosted trees* dan *random forest*. Beberapa aspek diuji seperti kesederhanaan, performansi, akurasi, memori yang dibutuhkan, hasil akurasi selama periode tertentu dan waktu yang dibutuhkan untuk mengklasifikasi data training. Metode *maximum entropy* mempunyai tingkat akurasi yang cukup tinggi. Lalu untuk performansinya masih lebih bagus dibanding dengan metode *naïve bayes* [2].

Oleh sebab itu pada penelitian tugas akhir ini akan membagi suatu ulasan produk berdasarkan opini positif dan opini negatif pada *data* ulasan produk Amazon mengklasifikasikannya ke dalam kelas positif atau negatif dengan menggunakan metode dalam pengkategorian opini yang disebut dengan *sentiment analysis*. *Sentiment analysis* merupakan proses memahami, mengekstrak dan mengolah *data* tekstual secara otomatis untuk mendapatkan informasi sentimen yang terkandung di dalam suatu kalimat opini [3]. Pada permasalahan diatas peneliti ingin membagi suatu opini kedalam opini positif dan opini negatif pada website Amazon dengan kategori penjualan *cell phones & accessories*. Menggunakan metode *tf-idf* sebagai pembobotan fitur. Lalu *maximum entropy* untuk membangun model *classifier*. Kemudian akan dilakukan pemisahan label kelas positif dan negatif dengan syarat jika kata tersebut bernilai lebih dari sama dengan 0 maka hasilnya adalah positif dan jika bernilai kurang dari 0 maka hasilnya adalah negatif.

2 Topik yang Berkaitan

Topik penelitian ini berkaitan erat dengan *data mining* khususnya fokus di bagian *text mining*. Salah satu bagian dari *text mining* yaitu analisis sentimen. Analisis sentimen merupakan salah satu bagian ilmu dari penambangan teks atau *text mining* yang dimana fokusnya terhadap perasaan orang-orang yang biasanya direpresentasikan dalam bentuk tulisan. Ulasan pada suatu produk tersebut dapat ditulis oleh pengguna dimanapun termasuk di sosial media. Pada penulisan opini tersebut terkadang terdapat kecondongan suatu opini tersebut bersifat positif ataupun negatif. Terdapat empat level dalam *opinion mining*, yaitu [4]:

1. *Document level sentiment classification*
Merupakan level *opinion mining* yang berfokus untuk menentukan suatu kalimat opini merupakan opini positif atau negatif pada suatu dokumen.
2. *Sentence level sentiment classification*
Merupakan level *opinion mining* yang berfokus mencari struktur kata yang merupakan opini pada suatu kalimat. Pada tugas akhir ini fokus ke bagian sentimen level kalimat.
3. *Feature-based opinion mining and summarization*
Merupakan level dalam *opinion mining* yang berfokus untuk menentukan ringkasan berdasarkan orientasi opini dan fitur yang telah ada dan sudah diekstrak dalam opini tersebut.
4. *Comparative sentence and relation extraction*
Merupakan level dalam *opinion mining* yang berfokus untuk menentukan orientasi opini dalam kalimat yang berisi perbandingan dari dua hal yang berbeda.

3 Skema yang Diusulkan

3.1 Gambaran Umum Sistem

Sistem yang peneliti bangun merupakan sistem yang mampu mengklasifikasikan sentimen pada ulasan produk secara otomatis menggunakan metode *maximum entropy*. Proses-proses tersebut digambarkan pada Gambar 3-2.



Gambar 3-1 Gambaran umum sistem

3.2 Tahapan Tiap Proses

3.2.1 Data Cleaning

Sebelum diproses untuk *training*, sistem hanya mengambil teks ulasan saja. Ilustrasi proses ini dapat dilihat pada Tabel 3-1 dan Tabel 3-2.

Tabel 3-1 Ilustrasi input *data cleaning*

Input
<pre>{ "reviewerID": "APX47D16JOP7H", "asin": "120401325X", "reviewerName": "RLH", "helpful": [1, 2], "reviewText": "These make using the home button easy. My daughter and I both like them. I would purchase them again. Well worth the price.", "overall": 3.0, "summary": "Cute", "unixReviewTime": 1381536000, "reviewTime": "10 12, 2013", "label": "Positive" }</pre>

Tabel 3-2 Ilustrasi output *data cleaning*

Output
These make using the home button easy. My daughter and I both like them. I would purchase them again. Well worth the price.

3.2.2 Case Folding

Sistem akan membuat seluruh huruf pada data menjadi huruf kecil. Ilustrasi proses dapat dilihat pada Tabel 3-3 dan Tabel 3-4.

Tabel 3-3 Ilustrasi input *case folding*

Input
These make using the home button easy. My daughter and I both like them. I would purchase them again. Well worth the price.

Tabel 3-4 Ilustrasi output *case folding*

Output
these make using the home button easy. my daughter and i both like them. i would purchase them again. well worth the price.

3.2.3 Remove Punctuation

Sistem akan menghilangkan tanda baca yang ada di dalam dataset. Ilustrasi proses dapat dilihat pada Tabel 3-5 dan Tabel 3-6.

Tabel 3-5 Ilustrasi input *remove punctuation*

Input

these make using the home button easy. my daughter and i both like them. i would purchase them again. well worth the price.

Tabel 3-6 Ilustrasi output remove punctuation

Output
these make using the home button easy my daughter and i both like them. i would purchase them again well worth the price

3.2.4 Tokenization

Sistem akan mengubah teks yang panjang menjadi kata yang berdiri sendiri-sendiri atau disebut *token* [5]. Ilustrasi proses dapat dilihat pada Tabel 3-7 dan Tabel 3-8.

Tabel 3-7 Ilustrasi input tokenization

Input
these make using the home button easy my daughter and i both like them. i would purchase them again. well worth the price

Tabel 3-8 Ilustrasi output tokenization

Output
"these", "make", "using", "the", "home", "button", "easy", "my", "daughter", "and", "I", "both", "like", "them", "i", "would", "purchase", "them", "again", "well", "worth", "the", "price"

3.2.5 Stopword Removal

Sistem akan menjadikan teks menjadi huruf kecil, lalu melakukan proses *stop word removal* atau penghilangan kata yang sering muncul atau disebut *stop word* [6]. Ilustrasi proses dapat dilihat pada Tabel 3-9 dan Tabel 3-10.

Tabel 3-9 Ilustrasi input stopwords removal

Input
these make using the home button easy my daughter and i both like them. i would purchase them again. well worth the price

Tabel 3-10 Ilustrasi output stopwords removal

Output
"these", "make", "using", "the", "home", "button", "easy", "my", "daughter", "and", "I", "both", "like", "them", "i", "would", "purchase", "them", "again", "well", "worth", "the", "price"

3.2.6 Lemmatization

Merupakan proses untuk menormalisasi suatu teks/kata. Dengan teknik ini sistem akan mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk kata dasarnya [7]. Ilustrasi proses dapat dilihat pada Tabel 3-11 dan Tabel 3-12.

Tabel 3-11 Ilustrasi input lemmatization

Input
these make using the home button easy my daughter and i both like them. i would purchase them again. well worth the price

Tabel 3-12 Ilustrasi output lemmatization

Output
"these", "make", "using", "the", "home", "button", "easy", "my", "daughter", "and", "I", "both", "like", "them", "i", "would", "purchase", "them", "again", "well", "worth", "the", "price"

3.2.7 Stemming

Merupakan proses untuk merubah suatu kata menjadi kata dasarnya. Berikut ini merupakan contoh dari proses *stemming* yang dapat dilihat pada Tabel 3-13 dan Tabel 3-14.

Tabel 3-13 Ilustrasi input stemming

Input
these make using the home button easy my daughter and i both like them. i would purchase them again. well worth the price

Tabel 3-14 Ilustrasi output stemming

Output
"these", "make", "using", "the", "home", "button", "easy", "my", "daughter", "and", "I", "both", "like", "them", "i", "would", "purchase", "them", "again", "well", "worth", "the", "price"

3.2.8 Pembangunan Model Classifier

Pembangunan model classifier menggunakan *maximum entropy*. Untuk mencari nilai *maximum entropy* digunakan nilai *entropy*. Rumus dari *entropy* pada tugas akhir ini adalah untuk penanganan teks yang dapat dilihat sebagai berikut ini:

$$Entropy(X) = -\sum_{i=1}^n P(x_i) \log_2 P(x_i) \quad (1)$$

Secara definisi metode ini merupakan metode yang digunakan untuk mencari probabilitas distribusi yang dimana probabilitas tersebut mempunyai nilai *entropy* tinggi [8]. Teknik ini juga merupakan salah satu metode yang menggunakan statistika. Metode ini dapat memodelkan sesuatu dengan informasi terbatas dan prinsipnya hanya memodelkan sesuatu dari informasi yang diketahui saja.

Dalam penelitian tugas akhir ini penyusun mendefinisikan bahwa hasil adalah anggota dari suatu himpunan Y dan kondisi yang mempengaruhi hasil tersebut didefinisikan sebagai konteks, dimana konteks ini merupakan anggota dari himpunan X. Himpunan X merupakan kombinasi dari fitur-fitur yang digunakan pada penelitian ini. *Output* dari metode *maximum entropy* adalah probabilitas $p(y|x)$ dimana y merupakan anggota dari Y, dan x merupakan kondisi yang mungkin dari himpunan X. Hubungan antara konteks dengan hasil direpresentasikan dalam fungsi fitur $f(x,y)$ dan $cp(x)$ merupakan *conditional probability* yang menghasilkan nilai benar (*true*) atau salah (*false*) tergantung pada informasi di konteks. Berikut ini adalah fungsi tersebut [9]:

$$f(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{jika } y' = y \text{ dan } cp(x) = \text{benar} \\ 0, & \text{selain dari pada itu} \end{cases} \quad (2)$$

Pada fungsi tersebut, fungsi fiturnya akan bernilai 1 jika $y' = y$ selain dari itu akan bernilai 0. Untuk sejumlah data *training* dan fitur yang digunakan pada *training*, dihitung *conditional probability* untuk suatu keadaan $(y|x)$ sebagai berikut [9]:

$$p(y|x) = \frac{\prod_i a_i^{f_i(x,y)}}{Z_a(x)} \quad (3)$$

Dimana nilai Z, sebagai berikut [9]:

$$Z_a(x) = \sum_y \prod_i a_i^{f_i(x,y)} \quad (4)$$

Nilai Z merupakan nilai normalisasi dari setiap kata yang ada di *review* tersebut.

3.2.9 Evaluasi

Pengukuran performa dari model yang telah dibangun diukur menggunakan nilai f1-score yang diperoleh dari hasil prediksi yang direpresentasikan oleh *confusion matrix*, dijelaskan pada Tabel 3-15.

Tabel 3-15 *Confusion matrix*

	<i>Actual positive</i>	<i>Actual negative</i>
<i>Predicted positive</i>	TP	FP
<i>Predicted negative</i>	FN	TN

Penjelasan Tabel 3-15 adalah sebagai berikut:

- TP yaitu *true positive*, ketika stem memprediksi *positive* dan nilai kelas sebenarnya yaitu *positive*.
- TN yaitu *true negative*, ketika sistem memprediksi *negative* dan nilai kelas sebenarnya yaitu *negative*.
- FP yaitu *false positive*, ketika sistem memprediksi *positive* sedangkan nilai kelas sebenarnya bernilai *negative*.
- FN yaitu *false negative*, ketika sistem memprediksi *negative* sedangkan nilai kelas sebenarnya bernilai *positive*.

Perhitungan nilai *accuracy* adalah sebagai berikut.

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

Selanjutnya perhitungan *F1-Score* adalah sebagai berikut.

$$F_1 = 2 \times \frac{precision \cdot recall}{precision + recall} \quad (6)$$

Sedangkan untuk mendapatkan nilai *precision* dan *recall* adalah sebagai berikut.

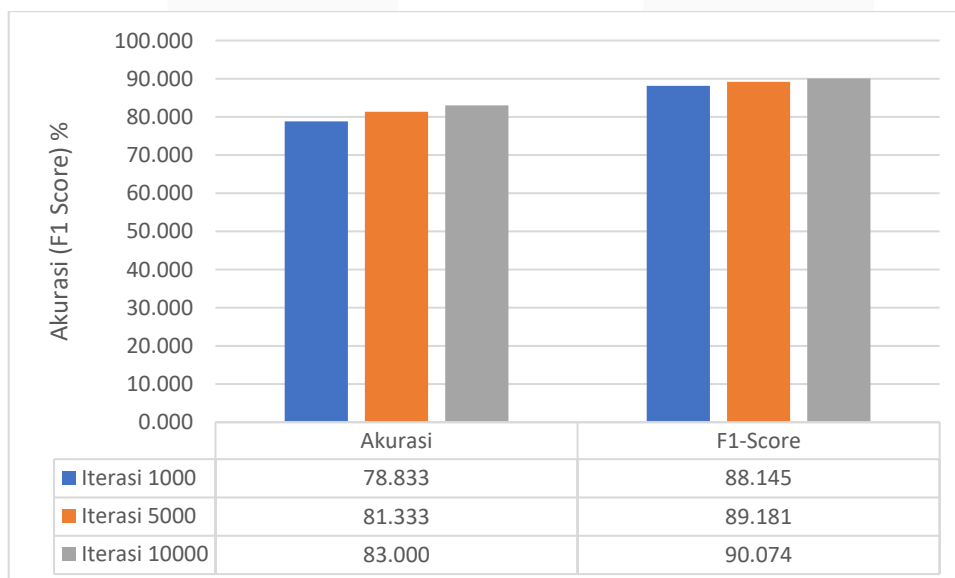
$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (7)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (8)$$

4 Analisis Hasil Pengujian

Proses klasifikasi yang dilakukan menggunakan metode *maximum entropy* dilakukan untuk mengklasifikasikan ulasan produk secara otomatis ke orientasi sentimen positif atau negatif. Untuk mendapatkan hasil yang optimal maka dibangun skema pengujian yang dapat menghasilkan performa klasifikasi yang baik. Untuk mencapai hal itu peneliti melakukan 4 skema pengujian untuk mendapatkan performa klasifikasi yang baik. Semua skema pengujian akan diukur performanya menggunakan *accuracy* dan *f1-score*.

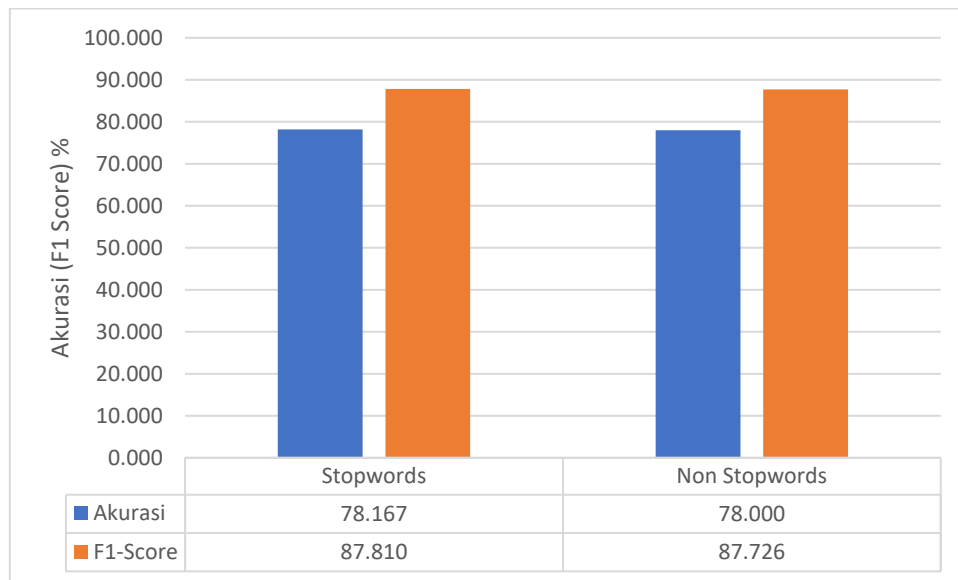
Terdapat 4 pengujian yang dilakukan yaitu pengaruh nilai terasi terhadap evaluasi, stopwords vs non stopwords, perbandingan algoritma stemming dan stemming vs lemmatization. Gambar 4-1 sampai 4-4 merupakan grafik hasil pengujian yang dilakukan peneliti dengan menampilkan akurasi dan f1-score.



Gambar 4-1 Hasil evaluasi pada pengujian *maximum entropy*

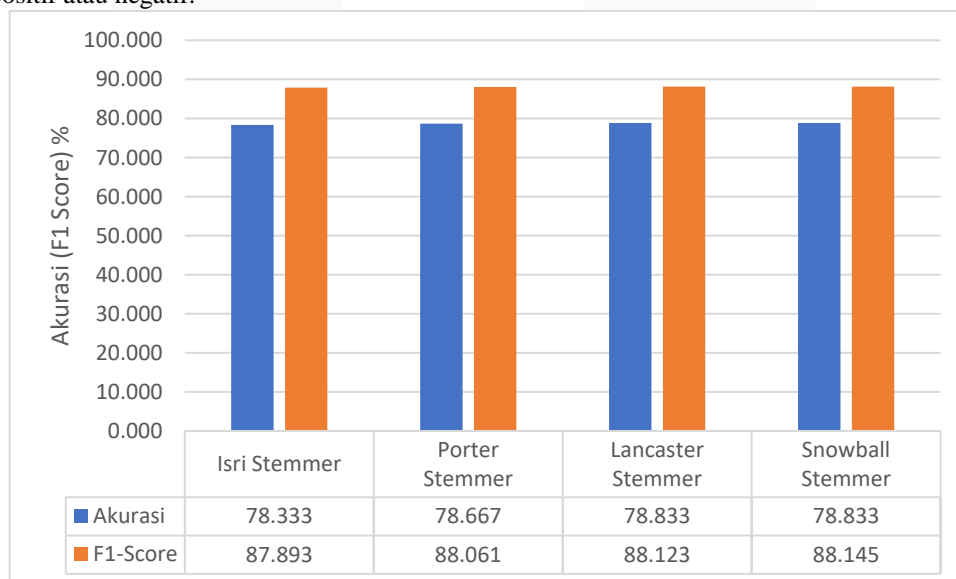
Pada gambar 4.1 terjadi pengujian iterasi dengan menggunakan *stemming*. Pengujian dilakukan dengan tiga kali iterasi yaitu iterasi 1000, 5000 dan 10000. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui seberapa besar pengaruh banyaknya iterasi terhadap hasil evaluasi. Hal ini dapat dilihat bahwa semakin tinggi nilai iterasi maka akan

menghasilkan akurasi dan *f1-score* yang tinggi. Perubahan iterasi dari 1000 ke 10000 mempunyai kenaikan kurang lebih 5% pada bagian akurasi. Dan pada bagian *f1-score* mempunyai kenaikan sebesar kurang lebih 2%.



Gambar 4-2 Hasil evaluasi *stopwords* vs *non stopwords*

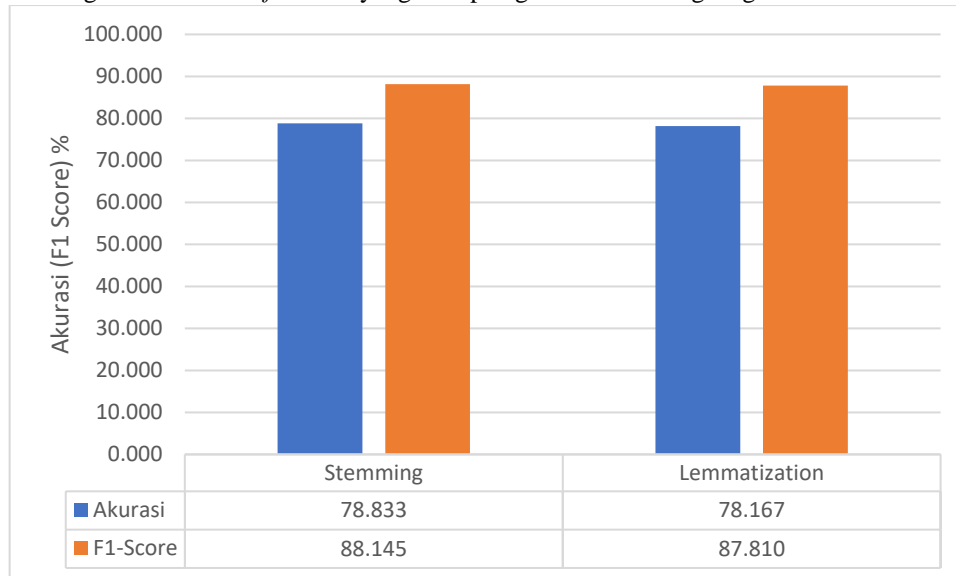
Berdasarkan Gambar 4-2 terdapat grafik perbandingan antara penggunaan *stopwords* dengan tidak menggunakan *stopwords*. Pada pengujian tersebut dilakukan pengujian iterasi sebesar 1000 kali karena dianggap iterasi yang ideal untuk diujikan pada penelitian kali ini. Pada grafik tersebut dibandingkan akurasi dan *f1-score* pada penggunaan *stopwords* dan *non stopwords*. Hasilnya dapat dilihat bahwa penggunaan *stopwords* mempunyai perbedaan akurasi yang lebih tinggi dari *non stopwords* dengan rentang 0.167%. Dan pada nilai *f1-score* terjadi perbedaan dengan rentang 0.084%. Penggunaan *stopwords* cukup bagus untuk meningkatkan akurasi dan *f1 score* dikarenakan pada *stopwords* membuang kata-kata yang dianggap tidak penting pada analisis sentimen sehingga kata seperti *as*, *am*, *are*, *the* dll akan dihilangkan karena tidak terlalu berpengaruh pada analisis sentimen. Fokus dari analisis sentimen yaitu pada kata verb dan juga adjective untuk menjadi penilaian bahwa kata tersebut bersifat positif atau negatif yang selanjutnya akan dihitung pada suatu kalimat dan menjadikannya kalimat tersebut berorientasi positif atau negatif.



Gambar 4-3 Hasil evaluasi perbandingan algoritma *stemming*

Berdasarkan Gambar 4-3 terdapat grafik perbandingan antara algoritma *stemming* yang ada di dalam *library* python. Diambil sampel empat algoritma tersebut sebagai perbandingan dikarenakan empat algoritma tersebut cukup populer digunakan dalam beberapa penelitian yang melibatkan penggunaan *stemming*. Iterasinya sama yaitu

sebanyak 1000 kali dilakukan percobaan. Berdasarkan dari hasil akurasi yang didapat bahwasanya akurasi pada *snowball stemmer* dan *lancaster stemmer* memiliki nilai yang sama dan tinggi diantara kedua stemming lainnya dengan nilai sebesar 78.833%. Sedangkan pada bagian *f1-score* nilai tertinggi terdapat pada *snowball stemmer* dengan nilai 88.145%. Dengan perbandingan keempat algoritma *stemming* tersebut penulis mengambil kesimpulan bahwa penggunaan *snowball stemmer* cukup bagus diterapkan pada penelitian kali ini dikarenakan memiliki tingkat akurasi dan *f1-score* yang cukup baik diantara ketiga *stemmer* lainnya. *Snowball stemmer* sendiri dianggap sebagai perbaikan *stemmer* dari *porter stemmer*. *Porter stemmer* sendiri juga melihat bahwa *snowball stemmer* memiliki waktu komputasi yang lebih cepat dibandingkan *porter stemmer*. Jadi penggunaan algoritma *snowball stemmer* memiliki tingkat akurasi dan *f1-score* yang cukup bagus diantara ketiga algoritma *stemmer* lainnya.



Gambar 4-4 Hasil evaluasi *stemming* vs *lemmatization*

Berdasarkan Gambar 4-4 dapat dilihat grafik perbandingan antara penggunaan *stemming* dan *lemmatization*. Iterasi yang digunakan yaitu sama dengan pengujian sebelumnya sebanyak 1000 kali karena dianggap sebagai pengujian yang ideal. Berdasarkan hasil akurasi dan *f1-score* dapat dilihat bahwa penggunaan *stemming* memiliki akurasi yang baik dibandingkan penggunaan *lemmatization*. Pada bagian akurasi *stemming* memiliki keunggulan sebesar 0.666% sedangkan pada bagian *f1-score* memiliki keunggulan sebesar 0.335%. Penggunaan *stemming* lebih bagus dikarenakan *stemmer* lebih simpel, lebih kecil dan biasanya lebih cepat dari pada menggunakan *lemmatization*. Lebih simpel disini dikarenakan *stemming* memotong akhir kata, dan sering juga membuang imbuhan. Sementara *lemma* memperhatikan kamus kata dan analisis morfologi dan menghasilkan kata dasar. Kemudian dengan memotong akhir kata pada *stemming* akan meningkatkan nilai presisi dan recall yang akan meningkatkan nilai *f1-score* juga [10].

5 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan sebelumnya, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Sistem yang dibangun dengan menggunakan metode *maximum entropy* cukup baik digunakan pada kasus ini dengan mengklasifikasikan ke dalam opini positif dan opini negatif dengan akurasi terbaik 83% dan *f-1 score* 90.074% pada iterasi 10000.
2. Semakin banyak nilai iterasi maka akan menghasilkan akurasi yang cukup tinggi serta *f-1 score* yang cukup tinggi.
3. Penggunaan stopwords sangat berpengaruh dalam peningkatan hasil evaluasi sistem yaitu sebesar 78.167% akurasi dan 87.810% *f1-score*.
4. Penggunaan *stemming* cukup baik dibandingkan dengan *lemma* pada penelitian ini dengan menghasilkan akurasi sebesar 78.833% dan 88.145% pada nilai *f1-score*.

Daftar Pustaka

- [1] C. Nicholls and F. Song, "Improving Sentiment Analysis with Part Of Speech Weighting," in *Eighth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Baoding, 2009.
- [2] A. Gupte, "Comparative Study of Classification Algorithms used in Sentiment Analysis," *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, vol. 5, no. 5, pp. 6261-6264, 2014.
- [3] M. A. Imtiyazi, "Sentiment Analysis Berbahasa Indonesia Menggunakan Improved Multinomial Naive Bayes," 2015.
- [4] B. Liu, in *Sentiment Analysis & Opinion Mining*, Morgan & Claypool, 2012.
- [5] G. Grefenstette, *Syntactic Wordclass Tagging*, Springer Netherlands, 1999.
- [6] A. Rajaraman, J. Leskovec dan J. D. Ullman, *Mining of Massive Datasets*, 2014.
- [7] B. Jongejan dan H. Dalianis, "Automatic training of lemmatization rules that handle morphological changes in pre-, in- and suffixes alike," dalam *Proceedings of the 47th Annual Meeting of the ACL and the 4th IJCNLP of the AFNLP*, Suntec, 2009.
- [8] T. Ahmad, "Identifikasi Pelanggaran Pengguna Listrik Rumah Tangga pada PT PLN Dsistribusi Jawa Barat dan Banten UPJ Bandung Utara Menggunakan Metode Naive Bayes dan Metode Maximum Entropy," 2011.
- [9] S. Wardoyo, "Opinion Summarization Fitur Produk Elektronik pada Amazon.com dengan Metode Maximum Entropy," 2012.
- [10] M. Nogwina, "Development of a Stemmer for the IsiXhosa Language," 2015.
- [11] Adiwijaya, *Aplikasi Matriks dan Ruang Vektor*, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2014.
- [12] Adiwijaya, *Matematika Diskrit dan Aplikasinya*, Bandung: Alfabeta, 2016.
- [13] A. M. A. MS Mubarak, "Aspect-based sentiment analysis to review products using Naive Bayes," in *AIP Conference Proceedings 1867, 020060*, 2017.
- [14] A. M. M. a. A. Arifin, "Learning Struktur Bayesian Networks menggunakan Novel Modified Binary Differential Evolution pada Klasifikasi Data," in *Indonesia Symposium on Computing (IndoSC) 2016*, 2016.
- [15] R. M. M. a. A. Aziz, "Klasifikasi Topik pada Lirik Lagu dengan Metode Multinomial Naive Bayes," *Indonesia Symposium on Computing (IndoSC) 2016*, 2016.